



Munich Personal RePEc Archive

How much it is the prize to the wage to belong to a union in Ecuador?: An analysis using Propensity Score Matching

Barragan, Luis

Programa de Maestria en Economia Universidad de Chile

October 2006

Online at <https://mpra.ub.uni-muenchen.de/3947/>

MPRA Paper No. 3947, posted 10 Jul 2007 UTC

¿Cuánto es el premio al salario por pertenecer a un sindicato en el Ecuador?: Un análisis usando Propensity Score Matching

Luis Barragán V.
Programa de Maestría en Economía
Universidad de Chile
lbarragan@facea.uchile.cl

Resumen

En este trabajo se quiere responder la pregunta de cuanto es el premio en los salarios de las personas que pertenecen a un sindicato o asociación de trabajadores en el Ecuador tanto en el sector público como privado, con respecto a las que no pertenecen, y observar cuanto de este diferencial es atribuido a diferencias personales y del tipo de trabajo, para el caso Ecuatoriano. Para eso usamos un enfoque de emparejamiento (matching) estadístico semi-paramétrico, conocido como propensity score matching para comparar los resultados de los trabajadores que pertenecen a un sindicato “emparejado” con los trabajadores que no pertenecen al mismo, para deducir el efecto causal sobre los salarios de los miembros del sindicato, encontrando premios del 37% hasta un 99% más, aproximadamente. Para esto se contó con datos secundarios obtenidos de la encuesta de condiciones de vida realizada en el año 1998, perteneciente al proyecto LSMS que implementa el Banco Mundial.

Palabras Claves: *Sindicatos, Propensity Score Matching.*

Abstract

In this paper it is wanted to respond the question how much is the prize in the wages of people that belong to an union or workers association in the Ecuador, so much in the public sector as private, with regard to those that don't belong, and observe if this differential is attributed to personal differences and of the work type, for the Ecuadorian case. For that we use a focus of matching statistical semi-parametric, well-known as propensity score matching to compare the results of the workers that belong to an union “matched” with the workers that don't belong to the same one to deduce the causal effect on the wages of the members union, finding prizes of 37% until 99% but, approximately. For this obtained secondary data of the survey of conditions of life carried out in the year 1998, belonging to the project LSMS that implement the World Bank.

1. Introducción

En el mercado laboral del Ecuador, existen sindicatos o trabajadores que tienen contratos colectivos, pero ¿cuanto es el beneficio de estas personas realizar este tipo de contratos? Cómo se sabe el fin de un sindicato es de luchar y velar por los intereses de los trabajadores, pero ¿realmente ayudan? o solo benefician a las personas que pertenecen a dicho sindicato o asociación de trabajadores.

Este trabajo se enfoca en la pregunta de cuánto es el premio salarial entre las persona que pertenecen a un sindicato con las que no pertenecen, y si este diferencial es por el mismo hecho de pertenecer al sindicato, o por características personales, por el lugar de trabajo, o por el empleo mismo.

La metodología utilizada en este trabajo es el “propensity score matching”, metodología que ha sido muy utilizada en la evaluación de impacto, el cual construyen artificialmente un “clon” para cada uno de los individuos en una muestra quienes tienen idénticas

características pero que tomaron diferentes decisiones, en este caso de pertenecer o no al sindicato. La diferencia entre los resultados de estos individuos observacionalmente equivalentes es usada para aproximar la ganancia que tendría un individuo que posee las mismas características si participa o no en el sindicato. Sin embargo al ser este una técnica semiparametrica con la cual se busca una correspondencia entre dos individuos pertenecientes a dos estatus diferentes, para posteriormente utilizar un estimador impacto promedio, el cual permitiría medir la magnitud de la diferencia de pertenecer al sindicato o no. En este caso, el supuesto es que el proceso de selección es capturado con datos observables. Para este tipo de supuestos identificados a ser plausibles, uno podría controlar por todas las características que afectan tanto al estatus de pertenecer al sindicato y los salarios. Para esto se requiere mucha información en los datos, es por eso que los datos utilizados en este trabajo serán los que se encuentran en la Encuesta de Condiciones de Vida para el Ecuador (LSMS por sus

siglas en inglés) del año 1998, para implementar dicha metodología.

El orden de este trabajo es como sigue. La sección 2 describe la metodología a utilizarse en el presente trabajo. En la sección 3, describiremos la base de datos con la que se cuenta para este trabajo. En la sección 4, se mostraría la implementación empírica de los distintos tipos de matching y sus resultados. Y finalmente en la sección 5, las conclusiones.

2. Metodología

Para establecer si el premio en el salario de un individuo es por pertenecer al sindicato o es debido a diferencias sistemáticas como personales, lugar de trabajo, etc. Tomamos el caso en el cual una persona puede únicamente estar en uno de los dos estados.

Estos estados están asociados con cualquiera que reciba el tratamiento (pertenecer al sindicato) o no, denotamos estos estados por “1” y “0” respectivamente, y el resultado por Y_j que vendrían ser los salarios. Sea $D = 1$ si Y_1 es observado, $D = 0$ si Y_0 es observado y dado D que es producido por una regla de selección. Los resultados observados para cualquier individuo están dados por:

$$Y = DY_1 + (1 - D)Y_0 \quad (1)$$

donde este es el modelo de Roy (1957), Quandt (1972) y Rubin (1978), donde se asume que los ingresos de los individuos en este caso la variable a analizar:

$$\begin{aligned} Y_1 &= \mu_1(X) + U_1 \\ Y_0 &= \mu_0(X) + U_0 \end{aligned} \quad (2)$$

El retorno económico esta dado por $\Delta = Y_1 - Y_0$.

Si Y_1 e Y_0 son observados para cada persona, no habría problemas de evaluación puesto que no habría datos que faltan y Δ podría ser formado para cada uno. Sin embargo, este no es usualmente el caso en que Y_1 o Y_0 son observados al mismo tiempo y para la misma persona. Para evitar esta dificultad, la gente evalúa estas políticas usando diferentes versiones de medias de Δ sobre la población. Uno de estos parámetros de media que recibe mucha atención en la literatura es el “efecto de tratamiento sobre los tratados” (TT):

$$TT(X) = E(\Delta | X, D = 1) = \mu_1(X) + \mu_0(X) + E(U_1 - U_0 | X, D = 1) \quad (3)$$

Este parámetro responde la pregunta de que cual sería la ganancia promedio de los individuos que participan en el sindicato. En el contexto de TT, el problema aumenta porque los datos usualmente no incluyen observaciones de salarios Y_0 para los individuos quienes eligieron $D = 1$ (pertenecer al

sindicato). El problema de “sesgo de selección” (Heckman (1990)) es causado por esta perdida de información. Debido a que un individuo puede estar únicamente en uno de los dos estados, la información que el economista observa esta dada por:

$$\begin{aligned} E(Y_1 | X, D = 1) &= \mu_1(X) + E(U_1 | X, D = 1) \\ E(Y_0 | X, D = 0) &= \mu_0(X) + E(U_0 | X, D = 0) \end{aligned} \quad (4)$$

Cuando se diferencia los términos de la ecuación (4) para estimar $TT(X)$ el resultado es un sesgo de:

$$BTT(X) = E(U_0 | X, D = 1) - E(U_0 | X, D = 0) \quad (5)$$

Este es el problema de sesgo de selección. Mientras la gente elige participar basado en su U_0 no observable (para el economista), este sesgo no sería cero.

Cuando es factible¹, la aleatorización soluciona el problema de sesgo de selección pero reemplazando la regla de participación no aleatoria, por una regla de asignación aleatoria independiente de $(Y_0; Y_1)$. Esta aleatorización trabaja como sigue. Supongamos un grupo de individuos que pertenecen en nuestro caso a un sindicato, es decir este grupo toma el valor de $D = 1$. Ahora seleccionamos aleatoriamente un grupo de estos individuos y negarles la participación en el sindicato. Ahora sea $R = 1$ para aquellos individuos que fueron seleccionados a seguir con el tratamiento y $R = 0$ para quienes les fue negado el acceso a este. Ambos grupos de individuos fueron previamente seleccionados a partir de que pertenecían al sindicato (es decir $D = 1$), entonces se podría estimar el ingreso de los que no pertenecen al tratamiento con:

$$E(Y_0 | D = 1) = E(Y_0 | R = 0) \quad (6)$$

y se elimina el sesgo de selección en (5).

2.1 El Matching

El método de matching resuelve el problema de sesgo de selección pero reemplazando la aleatorización por el condicionamiento en los regresores, esto postula la existencia de un conjunto de condicionamiento de variables Z tal que²:

$$(U_0, U_1) \perp D | Z \quad (7)$$

donde \perp denota independencia estadística. La ecuación (7) implica y es implicado por:

$$\Pr(D = 1 | U_1, U_0, Z) = \Pr(D = 1 | Z) = \Pr(Z) \quad (8)$$

¹ En nuestro caso no hay aleatorización, debido a que en este caso las personas eligen lo que desean ser, es decir, pertenecer a un sindicato o no, para esto se utilizará el “matching”

² Recientemente, el matching no requiere separabilidad aditiva

Esta condición afirma que, condicionando en Z , (U_0 , U_1), no predice la opción de tratamiento. Rosenbaum y Rubin (1983) muestran que si ambas condiciones (7) y manteniendo:

$$0 < P(Z) < 1 \quad (9)$$

El matching puede ser hecho sobre el propensity score $P(Z)$ entonces la ecuación (7) será:

$$(U_0, U_1) \perp D | P(Z) \quad (10)$$

Este es un importante resultado, debido a que en la práctica es difícil emparejar sobre dimensionalidad alta o continuas de Z . El resultado de Rosenbaum y Rubin reduce un potencial problema de alta dimensionalidad a uno de dimensionalidad única.

Bajo las condiciones (8) y (9), el sesgo en el parámetro de TT desaparece³:

$$BTT(X, P(Z)) = E(U_0 | X, D=1, P(Z)) - E(U_0 | X, D=0, P(Z)) = 0$$

El supuesto del matching que condicionado sobre la variable observable Z el sesgo de selección desaparece, que no va acorde con los modelos económicos de elección. Puede haber variables aparte de Z sobre las cuales el analista no puede condicionar a (U_1 , U_0) y D . Este es el caso de selección sobre variables no observables de Heckman y Robb (1986) y Heckman y Navarro-Lozano (2002). Para ver porque este supuesto esta en desacuerdo con los modelos económicos de elección, supongamos un modelo de Roy en el cual la gente elija si participar en el sindicato para nuestro caso (realmente es de participar en una política) basada solamente en aumento monetario previsto. Es decir, que la regla de selección es:

$$D = 1(Y_1 - Y_0 - C) \\ = 1(\mu_1(X) - \mu_0(X) - C - U_1 - U_0)$$

donde C es el costo de pertenecer al sindicato (o política). En este simple modelo, la selección toma lugar basado sobre el aumento no observado $U_1 - U_0$, el cual es exactamente el caso en donde el matching o “emparejamiento” se eliminan.

2.2 Propensity Score

Como se sabe al realizar el matching con propensity score sirve para reducir el sesgo de selección⁴, por eso en la estimación del “efectos tratamiento” con datos observables Z .

Para este procedimiento se realiza una estimación de un modelo logit o un probit, sin embargo mas que la

significativa de los estimadores lo que interesa aquí es la función de máxima verosimilitud⁵.

Basado en los propensity score, hay distintos métodos para estimar el impacto sobre el “efecto de tratamiento sobre los tratados”. Entre ellos se destaca:

- Nearest Neighbor Matching (estimador de vecinos cercanos) consiste en emparejar unidades tratadas y de control, tomando cada unidad tratada y buscar para la unidad de control según el más cercano propensity score $P(X)$, es decir, se escoge el individuo no tratado j para ser el contrafactual del individuo i de modo que, formalmente, el grupo de control del individuo i , $C^0(pi)$, con propensity score pi es solo un individuo j que cumple:

$$C(i) = \min ||P_i - P_j||$$

Este estimador utiliza a solo un individuo del grupo de control (no pertenecen al sindicato) para comparar con cada individuo del grupo de tratamiento.

- Kernel Matching (Estimador Kernel), todos los tratados son emparejados con un promedio ponderado de todos los controles con pesos que son inversamente proporcionales a la distancia entre propensity score de tratados y de control. Este peso esta dado por⁶:

$$W_{N_0 N_1}(i, j) = \frac{K\left(\frac{P(X_i)P(X_j)}{h_n}\right)}{\sum_{N_0} K\left(\frac{P(X_i)P(X_j)}{h_n}\right)}$$

Siendo $K(\cdot)$ la función Kernel y h_n el ancho de banda, o parámetro de suavización.

- Radius Matching, este estimador es un refinamiento del Nearest Neighbor Matching y donde se especifica que el individuo de control no puede tener un propensity score demasiado alejado de aquel del individuo del grupo de tratamiento (pertenecer al sindicato), es decir se especifica que la distancia entre ambos nunca debe de ser mayor a r de modo que el grupo de control seria:

$$C(i) = \{P_j \setminus ||P_i - P_j|| < r\}$$

de modo que las ponderaciones serian $W_{N_0 N_1}(i, k) = 1$ si $k = j$ y $||P_i - P_j|| < r$ y cero de otro modo. En este caso, si no existe individuo del grupo de tratamiento, entonces se elimina a este último de la estimación del efecto tratamiento.

³ Heckman, Ichimura y Todd (1997)

⁴ Hay que tomar en cuenta que el sesgo de selección es eliminado solo si el tratamiento haya sido considerado puramente aleatoria entre los individuos que tiene el mismo propensity score

⁵ Heckman (1999)

⁶ Mas adelante se verá donde se utiliza este ponderador $W_{N_0 N_1}$

Ahora la estimación no paramétrica puede realizarse del siguiente modo: para cada observación i en la muestra de tratados, se conforma un promedio ponderado de observaciones de la muestra de comparación. Luego, se estima el efecto tratamiento sobre i de la siguiente forma:

$$Y_{ij} - \sum_{j \in \{D=0\}} W_{N_0 N_1}(i, j) Y_{0j}$$

donde $\{D=0\}$ es el conjunto de índices para los no tratados (para los individuos que no pertenecen al sindicato), N_0 es el número de observaciones en el grupo de comparación, N_1 es el número de observaciones en el grupo de tratamiento y

$$\sum_{j \in \{D=0\}} W_{N_0 N_1}(i, j) = 1$$

, para todo i . Esta ponderación se la construye sobre la base de un supuesto de distribución paramétrica local, que es la base de la estimación no paramétrica. En el caso del estimador Kernel, el efecto tratamiento promedio estimado (impacto) para todo el programa está dado por:

$$\frac{1}{N_1} \sum_{i \in \{D=1\}} \left[Y_{1i}(X_i) - \sum_{j \in \{D=0\}} W_{N_0 N_1}(i, j) Y_{0j} \right]$$

El término $\sum_{j \in \{D=0\}} W_{N_0 N_1}(i, j) Y_{0j}$ es un estimador $E(Y_{0i} | P(X_i), D_i = 0)$, donde respecto a este último término en que difieren los diversos estimadores de matching no paramétrico sobre el *propensity score*.

3. Datos

3.1 Encuesta de Condiciones de Vida

La Encuesta de Condiciones de Vida del Ecuador se inscribe dentro del proyecto LSMS (Estudio y Medición de las Condiciones de Vida) que implementa el Banco Mundial.

La metodología y los procedimientos de la ECV, se vienen complementando, ajustando y adaptando a las experiencias, características y necesidades del Ecuador. Los objetivos, diseños, estrategias de recolección, contenidos y formularios, tamaño de las muestras, sistema de entrada de datos, y prototipos, se elaboraron principalmente a partir de las experiencias nacionales, las que fueron complementadas con los resultados obtenidos por encuestas similares en otros países.

El principal objetivo de la ECV es el de medir y analizar las Condiciones de Vida del Ecuador, y el producir información a nivel de los hogares y las personas sobre los efectos (impactos) de las políticas de ajuste estructural y de los programas de compensación social en los niveles de bienestar de la población. En adición a lo anterior, la ECV en el

Ecuador se propone generar una base de información para el estudio de las relaciones entre los diferentes aspectos del bienestar de los hogares.

Esta encuesta cuenta con una muestra de 24,501 hogares siendo esta representativa para el Ecuador, donde contamos con información de ingresos, gastos, empleo, educación, salud, vivienda, etc., dentro del empleo encontramos información acerca de que actividad realiza el individuo, a que sector pertenece y lo más importante, si pertenece o no a un sindicato, donde 3,579 datos son de personas asalariadas que pertenecen tanto al sector público como privado.

3.2 Descripción de los datos

Dentro del análisis que estamos realizando contamos con 570 personas que pertenecen al sindicato (grupo de tratamiento), y con un total de 3,009 que no pertenecen (grupo de control), el promedio de el logaritmo del ingreso/hora de cada grupo es de 8.21 para los que no pertenecen al sindicato y de 9.37 para los que pertenecen, donde las personas que pertenecen al sindicato tienen un ingreso mayor del 218.99% lo que implica una mala medida del diferencial que existe entre los dos grupos⁷ (Cuadro 1), y cuyas funciones de densidad tienen la forma como lo muestra la figura 1.

Cuadro 1. Logaritmo salario por hora promedio para cada grupo antes del matching

	Obs.	Media	Desv. Est.
No pertenecen	3009	8.20	1.52
Pertenecen	570	9.37	1.32

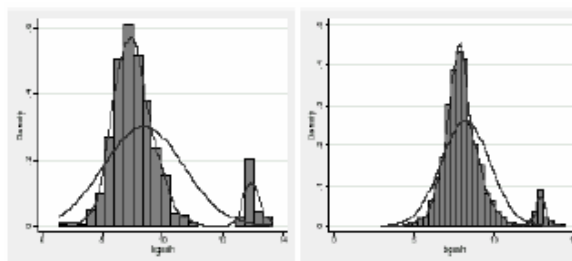


Figura 1. Función de densidad del logaritmo del salario por hora para los que pertenecen y no pertenecen respectivamente

El Cuadro 2 presenta las principales características tanto del grupo de control como de tratamiento y que serán utilizadas para los diferentes tipos de matching que se realizarán.

⁷ Este cálculo se realiza $(\exp(9.37-8.20)-1)*100$

Cuadro 2. Características de los individuos

Variables	Sindicatos		Tipo de variable
	Pertenecen	No Pertenecen	
Escolaridad	12.91	10.01	Continua
Edad	40.23	32.11	Continua
Estado civil	76%	56%	Toma los valores de 1 si es casado o conviviente y 0 caso contrario
Tamaño de la empresa	99%	58%	Toma los valores de 1 si hay mas de 20 trabajadores y 0 caso contrario
sexo	59%	67%	Toma los valores de 1 si es hombre y 0 si es mujer
Observ.	570	3009	

Como podemos observar las personas que pertenecen al sindicato tienen en promedio mayor años de educación que las personas que no se encuentran, lo mismo ocurre con la edad las personas que se encuentran en un sindicato son en promedio mayor a las que no se encuentran en el mismo, también podemos decir que el 76% de los individuos que pertenecen a un sindicato están casados, no así en el grupo de los que no pertenecen que tan solo el 56% se encuentra casado, podemos argumentar que el 99% de las personas que están en un sindicato o asociación de trabajadores son parte de una empresa grande, mientras que el 58% de las personas que no pertenecen a un sindicato laboran en empresas grandes, cabe recalcar que en el Ecuador hay estatutos que en empresas con cierto numero de empleados se puede legalizar un sindicato o asociación de empleados, se puede argumentar también que en el grupo de las personas que pertenecen al sindicato el 59% son hombres y el 41% son mujeres.

4. Implementación empírica

Como se vio anteriormente se realizaron distintos matching para observar como varían los resultados. Para eso se estima primero el propensity score utilizando un probit con las variables de interés (cuadro 3) y que posteriormente será utilizado para los matching, donde podemos observar sus funciones de densidad del propensity score (P(X)) en la figura 2 y cuya estimación está descrito en el cuadro 4.

Cuadro 3. Determinantes para participar en un sindicato o no

Variables independientes	Variables dependiente (sindicato)
Escolaridad	0.051 (7.05)**
Edad	0.083 (4.21)**
Edad2	-0.001 (2.34)*
Sexo	-0.059 (-0.79)
Estado civil	0.182 (2.51)*
Tamaño del establecimiento	1.817 (10.97)**
Num. de personas del hogar	-0.021 (-1.44)
Horas de trabajo	-0.003 (6.00)**
constante	-4.639 (11.20)**
Observaciones	3579

Valor absoluto del estadístico z entre paréntesis,

* significativo al 5 %; ** significativo al 1 %

Los resultados del probit nos indica que existe una mayor probabilidad de pertenecer a un sindicato si se tiene mayor grado de educación, mayor edad, si es casado también hay una mayor probabilidad de pertenecer al sindicato, si el tamaño de la empresa es mayor que es medido de acuerdo al numero de trabajadores que posee la misma⁸, y observando la variable sexo no es significativa lo que nos indica que no es por genero que las personas eligen estar en un sindicato o no, también podemos observar que una determinante de pertenecer o no al sindicato serán las horas de trabajo⁹, donde se muestra que mientras mas horas de trabajo tengan es menos probable que este individuo este en un sindicato, además no implica importancia de decisión del individuo de estar en el sindicato el numero de miembros en su hogar.

Cuadro 4. Percentiles calculados para el propensity store

	Percentil	Mas pequeño		
1%	0.0022286	0.0019403		
5%	0.0034541	0.0019561		
10%	.0064722	0.00197	Obs	2842
25%	0.0441733	0.0017804	Sum of Wgt	22842
50%	0.1613374		Mean	0.199928
		Mas grande	Std. Dev.	.1737679
90%	.4604071	.7610025	Variance	.0278872
95%	0.5310219	.7727039	Skewness	.7821359
99%	0.663084	.785738	Kurtosis	2.786792

*Se obtuvieron 7 bloques para el propensity store

Luego se realizó el propensity score donde se obtuvieron 7 bloques, donde este número de bloques nos asegura que la media del propensity score no son diferentes entre las personas que pertenecen al grupo de tratamiento (pertenecen al sindicato) y de control (no pertenecen) en cada bloque.

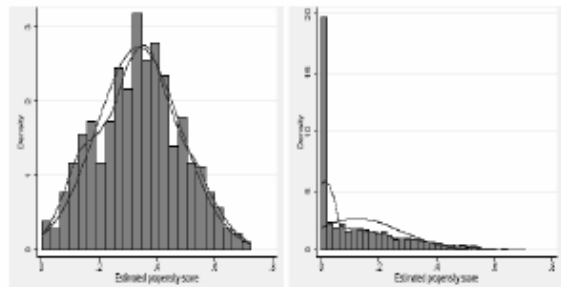


Figura 2. Función de densidad de los propensity para los que pertenecen al sindicato y los que no pertenecen respectivamente

Una vez que se obtuvo el propensity score se estiman los diferentes tipos matching propuestos en la sección 2 y cuyos resultado son mostrados en el cuadro 5, usando el Nearest Neighbor Matching se obtiene que el promedio del logaritmo del del salario/hora de las personas que pertenecen al sindicato será 9.372 y del las personas que no pertenecen tendrán un promedio de 9.054 lo que resulta un efecto tratamiento promedio del 0.318 siendo este estadísticamente significativo, y donde el premio por pertenecer a un sindicato para este caso será de un 37.44%

Al estimar el Kernel Matching se usaron los kernel Gaussiano y el de Epanechnikov, usando el primero, una vez realizado el matching tenemos que el promedio del logaritmo del salario/hora en el grupo de tratamiento es del 9.372 y para el grupo de control del 8.983, lo que nos da un efecto tratamiento promedio del 0.389 siendo este efecto estadísticamente significativo y que corresponde a un 47.5% de premio en el salario para las personas que se encuentran en el sindicato. Realizando el mismo matching pero usando el kernel de Epanechnikov el promedio del logaritmo del salario/hora para el grupo de tratamiento se mantiene en un 9.372 pero varía en el grupo de control que tiene un promedio de 9.04, dando como resultado un efecto tratamiento promedio del 0.332, siendo estadísticamente significativo y que corresponde a un premio en el salario 39.3% lo que implica diferencia si se usa el kernel Gaussiano o el de Epanechnikov. Finalmente usando el Radius Matching se obtiene que el logaritmo salario/hora promedio es de 9.259 y el promedio del grupo de control es de 8.57, donde se obtiene un efecto tratamiento promedio de 0.689, siendo este promedio estadísticamente significativo, lo que corresponde un premio en el salario para las personas que pertenecen al sindicato del 99.17%.

Cuadro 5. Estimaciones de los distintos tipos de matching

TT	Tipos de Matching			
	Nearest Neighbour	Kernel		Radius
		Gaussiano	Epanechnikov	R=0.001
	0.318 (3.276)	0.389 (5.513)	0.332 (4.589)	0.689 (5.324)

Entre paréntesis test-t, calculado por bootstrap con 1000 replicas

5. Conclusiones

El presente trabajo estimó el impacto o premio que obtendría una persona por pertenecer a un sindicato o asociación de trabajadores tanto en el sector publico como privado en el Ecuador. Para este objetivo se realizaron distintos tipos de matching para mejorar la compatibilidad entre los grupos. Estas metodologías permiten mejorar la estimación de este premio antes mencionado. Todas las estimaciones de este premio fueron significativos para todos los propensity score matching utilizados en este trabajo obteniendo premios de hasta un 99.17% que fue el premio mas alto usando el Radius matching con un radio igual a 0.001, así mismo obtenemos premios desde el 37.44% resultado que da utilizando el Nearest Neighbor Matching hasta el 47.5% usando el Kernel Matching. Esto nos lleva a la conclusión de que las personas que pertenecen a un sindicato tienen un premio en su salario. Ahora tomando en cuenta las determinantes para que una persona pertenezca al sindicato podríamos decir que las personas que tiene un mayor nivel de educación son las que se encuentran en un sindicato, otro resultado que arroja el modelo es que no es importante el genero en la decisión de elegir en pertenecer o no al sindicato, por otra parte es claro que una persona elige ser parte del sindicato ya que tienen menos hora de trabajo, si es casado y si este forma parte de una empresa grande.

6. Recomendaciones para futuros trabajos

La importancia de los sindicatos dentro de las empresas privadas y públicas, hace que este sea un tema de discusión. El análisis de los sindicatos por separado (es decir público y privado) daría resultados interesantes, su importancia radica en el poder de negociación que poseen estos, lo que se refleja en los beneficios que poseen, como son: mayor sueldo y menos horas de trabajo, esto comparado con las personas que no se encuentran en el mismo. Por otro lado, dado que la base de datos era una base de datos antigua, el premio medido, es el premio que tenían las personas que pertenecían al sindicato 1998 lo que el premio esta en sucres y no en dólares, es por eso que se recomienda utilizar la base del censo del año 2001, siendo esta la base de datos secundario mas actual. También es importante controlar por las ocupaciones

que tienen cada uno de los trabajadores en las empresas como por ejemplo, el ser secretaria, asistencia de gerencia, gerente, etc., ya que son variables que para esta clases de estudios serian importante, y que ayudaría a responder preguntas como cuanto gana una secretaria que pertenece a un sindicato con respecto a la que no pertenece, por citar un ejemplo.

7. Agradecimientos

Se agradece los comentarios vertidos por José Miguel Benavente, profesor de microeconometría del Programa de Maestría de Economía de la Universidad de Chile y a mis compañeros Bárbara Ulloa, Daniel Oda y Mauricio Vargas. También se agradece al referato anónimo por sus valiosos comentarios, para la elaboración final del documento.

8. Referencias

- [1] Benalcazar, A. (2004), "Las Relaciones Laborales en el sector público ecuatoriano".
- [2] Blanchflower, D. and Bryson, A. (2004) "The Union Wage Premium in the US and the UK", Centre for Economic Performance, London School of Economics
- [3] Bryson, A. (2001), "Union Effects on Workplace Governance, 1983-1998", PSI Discussion Paper No. 8, London: Policy Studies Institute.
- [4] Dehejia, R. and Wahba, S. (1998), "Propensity Score Matching Methods For Non-Experimental Causal Studies", NBER Working Paper No. 6829.
- [5] Heckman, J., Ichimura, H., Smith, J. and Todd, P. (1998), "Characterizing Selection Bias Using Experimental Data", *Econometrica*, 66(5): pp. 1017-1098.
- [6] Heckman, J., Ichimura, H. and Todd, P. (1997), "Matching as an Econometric Evaluation Estimator: Evidence From Evaluating a Job Training Programme", *Review of Economic Studies*, 64: pp. 605-654.
- [7] Heckman, J., LaLonde, R., Smith, J. "The Economics and Econometrics of Active Labor Market Programs" *Handbook of Labor Economics* Volume III.
- [8] Hirano, K., Imbens, G. and Ridder, G.(2000), "Efficient Estimation of Average Treatment Effects using the Estimated Propensity Score", NBER Working Paper No. 251.
- [9] INEC, Banco Mundial, (1998) "Encuesta de Condiciones de Vida, Ecuador", base de datos.

